

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA OVO MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES PADA GOOGLE PLAY STORE

Muhamad Ramdan Adi Surya¹, Martanto², Umi Hayati³

^{1,3}Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

²Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon

Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon

ramdansurya08@gmail.com

ABSTRAK

Pada era digital ini, penggunaan OVO semakin meluas sebagai alat pembayaran yang praktis dan efisien. Metode Algoritma Naive Bayes telah digunakan untuk menganalisis sentimen dari ulasan pengguna OVO, Evaluasi terhadap metode ini dilakukan dengan mengukur akurasi dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif dari berbagai ulasan pengguna. Faktor-faktor seperti stabilitas server, kecepatan transaksi, keamanan data, dan ketersediaan fitur tambahan dievaluasi melalui analisis data dan ulasan pengguna. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna OVO menggunakan metode Algoritma Naive Bayes dengan fokus pada kepuasan pengguna, kenyamanan penggunaan, dan persepsi terhadap fitur-fitur yang disediakan. Pendekatan yang digunakan adalah mengintegrasikan pendekatan Knowledge Discovery in Databases (KDD) dengan Algoritma Naive Bayes. Tahapan awal melibatkan pengumpulan data ulasan pengguna OVO dari Google Play Store melalui teknik web scraping sebanyak 1000 data ulasan. Data kemudian melalui tahapan preprocessing, termasuk case folding, tokenization, stopword removal, dan stemming, serta dilakukan labeling. Pendekatan KDD melibatkan transformasi data, Hasil menunjukkan distribusi yang sangat mendominasi rating ulasan satu bintang sebesar 75%, mencerminkan tingginya tingkat ketidakpuasan pengguna. Sentimen negatif yang mendominasi 87,2% menyoroti keluhan utama terkait masalah teknis seperti transfer yang sering gagal dan respons lambat. Meskipun tingkat akurasi tinggi pada data latih, akurasi pada data uji turun menjadi 88%. Ini menunjukkan adanya tantangan dalam menggeneralisasi pola dari data latih ke data uji, memperlihatkan perlunya penyesuaian dan pemahaman lebih lanjut terhadap pola-pola baru. Model Naive Bayes pertama mencapai akurasi sekitar 88,48%, menandakan kapasitasnya dalam menghasilkan prediksi yang akurat secara menyeluruh. Presisi yang tinggi 100% mencerminkan akurasi model dalam mengidentifikasi kelas positif, sementara recall yang rendah 4,35% menunjukkan keterbatasan dalam menangkap seluruh kasus positif. F1-Score yang relatif rendah 8,33% menunjukkan adanya trade-off antara presisi dan recall.

Kata kunci : OVO, analisis sentimen, Algoritma Naive Bayes, pengguna, evaluasi, akurasi.

1. PENDAHULUAN

Pada era digital ini penggunaan OVO semakin meningkat pesat sebagai sarana pembayaran yang efisien dan praktis. Salah satu aplikasi yang populer adalah aplikasi OVO. OVO tidak hanya menyediakan layanan pembayaran, tetapi juga menawarkan berbagai fitur tambahan, seperti cashback, promo, dan program loyalitas, OVO adalah sarana digital yang memberikan berbagai penawaran menarik, cara pembayaran yang mudah, dan layanan finansial yang cerdas. dan juga, aplikasi ini mencoba memenuhi berbagai kebutuhan terkait dengan cara pembayaran cashless dan mobile payment. Dengan menggunakan OVO maka proses dalam konteks ini, analisis sentimen menjadi penting untuk memahami persepsi dan respons pengguna terhadap OVO. Analisis sentimen adalah suatu teknik yang digunakan untuk mengekstrak informasi opini, secara otomatis menganalisis, dan memproses data teks guna memahami sentimen yang terkandung dalam suatu pendapat^[1]. Penggunaan metode Algoritma Naive Bayes dalam analisis sentimen terhadap ulasan pengguna OVO memberikan pemahaman yang mendalam tentang respons dan penilaian mereka terhadap layanan tersebut. Keberhasilan metode ini

dievaluasi berdasarkan akurasi dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif dari ulasan pengguna OVO, yang dapat diukur dengan menggunakan data set yang mencakup berbagai ulasan pengguna. Faktor-faktor yang mempengaruhi sentimen pengguna OVO, seperti stabilitas server, kecepatan transaksi, keamanan data, dan ketersediaan fitur tambahan seperti cashback dan promo, dapat dievaluasi melalui analisis data serta ulasan pengguna. Performa metode Algoritma Naive Bayes dalam mengidentifikasi sentimen positif dan negatif dari ulasan pengguna OVO dapat dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang memberikan pemahaman tentang kemampuan metode tersebut dalam membedakan antara sentimen positif dan negatif dari ulasan pengguna. Metode Algoritma Naive Bayes dapat digunakan sebagai alat analisis sentimen yang efektif, terutama karena kecepatan dan keakuratannya dalam memproses data teks.

Pengguna OVO sering mengalami ketidakstabilan server, mengakibatkan keterlambatan dalam proses transaksi dan memberikan pengalaman pengguna yang tidak memuaskan. Frustrasi muncul karena pengguna harus menunggu lebih lama untuk

menyelesaikan pembayaran atau transfer dana, terutama bagi mereka yang mengandalkan layanan ini secara rutin. Keterlambatan ini tidak hanya merugikan pengalaman pengguna, tetapi juga merugikan reputasi OVO sebagai penyedia layanan pembayaran digital, menimbulkan kekhawatiran terkait keamanan transaksi. Selain dampak pada pengalaman pengguna, keterlambatan juga meningkatkan risiko keamanan data pengguna, berpotensi merugikan OVO dengan potensi kehilangan pelanggan yang beralih ke aplikasi lain yang menawarkan stabilitas teknis yang lebih baik. Oleh karena itu, langkah mendesak yang harus diambil oleh OVO adalah meningkatkan infrastruktur server dan melakukan pemeliharaan rutin untuk memperbaiki masalah ini. Masalah teknis ini juga berpotensi mempengaruhi penerimaan OVO sebagai metode pembayaran di berbagai tempat usaha, karena pedagang mungkin enggan mendukung OVO jika mereka mengalami kesulitan dalam memproses transaksi menggunakan layanan tersebut. Dalam upaya meningkatkan kepuasan pelanggan, OVO perlu merespons masalah teknis dengan cepat dan efektif, melibatkan perbaikan server dan menyediakan komunikasi yang jelas kepada pengguna.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap pengguna OVO menggunakan metode Algoritma Naïve Bayes. Beberapa aspek yang akan diteliti melibatkan evaluasi kepuasan pengguna, kenyamanan penggunaan, dan persepsi terhadap fitur-fitur yang disediakan oleh OVO. Dengan memahami sentimen pengguna terhadap OVO, penyedia layanan dapat merancang strategi perbaikan dan pengembangan yang lebih tepat sasaran. Selain itu, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang berharga bagi industri layanan OVO dan pengembang aplikasi sejenis lainnya dalam meningkatkan kualitas layanan mereka. Melalui analisis sentimen dengan metode Algoritma Naïve Bayes, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi positif terhadap pemahaman tentang bagaimana pengguna merespons dan menilai OVO, serta memberikan landasan bagi perbaikan dan inovasi di masa depan.

Metode pendekatan yang akan digunakan untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap OVO adalah dengan mengintegrasikan pendekatan Knowledge Discovery in Databases (KDD) dengan penerapan algoritma Naive Bayes. KDD digunakan sebagai kerangka kerja yang mencakup beberapa tahap penting dalam proses penelitian ini. Pertama, langkah awal adalah pengumpulan data ulasan pengguna OVO dari Google Play Store melalui teknik web scrapping sebanyak 1000 data ulasan. Kemudian data akan melalui tahapan preprocessing, yang mencakup, case folding, tokenization, stopword removal, stemming dan kemudian dilakukan labeling. Proses preprocessing ini akan mempersiapkan data ulasan pengguna agar siap untuk analisis lebih lanjut. Setelah itu, pendekatan KDD akan melibatkan tahap transformasi data, di mana data akan menjadi

dua bagian utama: data pelatihan dan data uji. Data pelatihan akan digunakan untuk melatih model analisis sentimen, sedangkan data uji akan digunakan untuk menguji kinerja model tersebut. Selanjutnya, dalam tahap data mining, akan diterapkan algoritma Naive Bayes untuk melakukan klasifikasi sentimen berdasarkan ulasan pengguna. Algoritma Naive Bayes merupakan pilihan yang tepat karena berfokus pada analisis probabilitas dan telah terbukti efektif dalam analisis sentimen. Dengan mengintegrasikan pendekatan KDD menggunakan algoritma Naive Bayes, penelitian ini bertujuan untuk menggali pandangan dan sentimen pengguna OVO secara lebih mendalam. Selain itu, metode ini akan memberikan wawasan tentang kinerja model analisis sentimen yang akan dievaluasi menggunakan confusion matrix seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Dengan demikian, integrasi metode ini diharapkan akan membantu dalam menghasilkan pemahaman yang komprehensif tentang bagaimana pengguna merespons dan merasakan pengalaman menggunakan OVO.

Hasil menunjukkan distribusi yang sangat mendominasi rating ulasan satu bintang sebesar 75%, mencerminkan tingginya tingkat ketidakpuasan pengguna. Sentimen negatif yang mendominasi 87,2% menyoroti keluhan utama terkait masalah teknis seperti transfer yang sering gagal dan respons lambat. Meskipun tingkat akurasi tinggi pada data latih, akurasi pada data uji turun menjadi 88%. Ini menunjukkan adanya tantangan dalam menggeneralisasi pola dari data latih ke data uji, memperlihatkan perlunya penyesuaian dan pemahaman lebih lanjut terhadap pola-pola baru. Model Naive Bayes pertama mencapai akurasi sekitar 88,48%, menandakan kapasitasnya dalam menghasilkan prediksi yang akurat secara menyeluruh. Presisi yang tinggi 100% mencerminkan akurasi model dalam mengidentifikasi kelas positif, sementara recall yang rendah 4,35% menunjukkan keterbatasan dalam menangkap seluruh kasus positif. F1-Score yang relatif rendah 8,33% menunjukkan adanya trade-off antara presisi dan recall.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Algoritma Naive Bayes termasuk dalam kategori teknik klasifikasi. Naive Bayes menggunakan metode probabilitas dan statistik untuk melakukan klasifikasi, dan konsep ini pertama kali diperkenalkan oleh ilmuwan Inggris bernama Thomas Bayes. Algoritma ini bertujuan untuk memprediksi probabilitas kejadian di masa depan berdasarkan pengalaman di masa lalu, sehingga sering disebut sebagai penerapan Teorema Bayes dalam konteks klasifikasi. Teorema tersebut dikombinasikan dengan Naive dimana diasumsikan kondisi antar atribut saling bebas [2]. OVO juga dapat digunakan untuk bertransaksi pembayaran di Grab, Tokopedia, Bilibili, Layanan Disney Plus dan Spotify. Selain itu, OVO memiliki OVO Point yang dapat

digunakan untuk membayar listrik dan ditukar dengan voucher lainnya[3]. Menurut Ruslan, Karmawan,Suharjo, Fernandoand & Gui (2019). Menyatakan dalam Quick Response Code (QR Code) merupakan inovasi teknologi yang digunakan sebagai metode pembayaran pada Aplikasi OVO secara umum [4].

2.2. Analisis Sentiment

Analisis sentimen adalah teknik yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengekstrak informasi subjektif dari sumber teks. Teknik ini sering digunakan dalam penelitian yang melibatkan media sosial seperti Twitter, di mana peneliti mencoba untuk memahami sentimen publik terhadap topik tertentu. Misalnya, penelitian oleh Abstrak (2022) menggunakan metode Naive Bayes Classifier untuk melakukan analisis sentimen terhadap kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) yang diungkapkan melalui Twitter. Penelitian lain oleh Normawati dan Prayogi (2021) juga menggunakan metode yang sama untuk menganalisis sentimen pada tweet [5]

2.3. Naive Bayes

Naive Bayes adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang berdasarkan pada teorema Bayes. Algoritma ini diasumsikan bahwa efek suatu fitur tertentu dalam kelas tertentu tidak bergantung pada nilai-nilai fitur lainnya. Algoritma ini telah digunakan dalam berbagai penelitian analisis sentimen, seperti penelitian oleh (2022) yang menganalisis sentimen terhadap isu penundaan pemilu di Twitter dan penelitian oleh (2022) yang menganalisis sentimen pelanggan Tokopedia menggunakan metode Naive Bayes Classifier[6][7].

2.4. Google Play Store

Google Play Store adalah platform distribusi digital yang dioperasikan dan dikembangkan oleh Google. Ini adalah toko aplikasi utama untuk sistem operasi Android, memungkinkan pengguna untuk menelusuri dan mengunduh aplikasi yang dikembangkan dengan Android SDK dan diterbitkan melalui Google. Beberapa penelitian telah menggunakan data ulasan dari Google Play Store untuk analisis sentimen, seperti penelitian oleh (2022) yang menganalisis sentimen aplikasi e-government "Sentuh Tanahku" dan penelitian oleh (2022) yang menganalisis sentimen pengguna aplikasi MySAPK BKN[8][9]

2.5. Google Collab

Google Colab adalah platform berbasis cloud yang memungkinkan pengguna menulis dan mengeksekusi kode Python melalui browser. Ini banyak digunakan untuk pembelajaran mesin, analisis data, dan pendidikan. Berikut adalah beberapa aspek penting dari Google Colab[10].

3. METODE PENELITIAN

Berikut ini adalah gambaran metode penelitian yang akan digunakan dalam penelitian ini. Bagan ini menyajikan langkah-langkah dan pendekatan akan diambil untuk mencapai tujuan Penelitian:



Gambar 1. Algoritma & flowchart

Tahapan	Aktivitas	Deskripsi Aktivitas
1. Pengambilan Data	Data Selection	Data selection untuk menemukan pilihan data yang akan diambil sesuai dengan kebutuhan analisis sentiment.
	Scraping Data	Dalam tahap ini data yang di ambil dari ulasan atau komentar di google play store akan di scraping menggunakan website google colab.
2. Preprocessing	Cleaning	Tahap pembersihan data (data cleaning) dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak diinginkan dan menghapus data yang tidak relevan.
	Case Folding	Case folding adalah proses mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil.
	Tokenizing	Tokenizing adalah proses memecah teks menjadi berupa kata-kata individu.
	Stopword Removal	Stop word removal adalah proses menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan informasi seperti : "dan", "di", "dari", dll.
	Stemming	Proses untuk mengubah kata-kata ke dalam bentuk kata dasarnya.
	Labeling	Data yang diperoleh kemudian diberi label atau skor sentiment berdasarkan konteksnya, bisa dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan mengkategorikan rating sebagai positif, negatif berdasarkan rating pengguna
	Splitting Data	Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training (untuk melatih model Naive Bayes) dan data testing (Data yang digunakan untuk menguji kinerja model setelah dilatih.)
3. Transformasi	CountVectorizer	Menghitung frekuensi kemunculan kata N-gram dari text.
	TF-IDF	Melakukan pembobotan pada frekuensi kemunculan kata N-gram dalam dataset menggunakan TF-IDF.
4. Data Mining	Data Set hasil Transformasi	Data yang telah diolah dan di bagi menjadi dua yaitu data training dan testing.
	Algoritma Naive Bayes	Algoritma Naive Bayes digunakan untuk memodelkan probabilitas sentiment berdasarkan atribut kata-kata dalam data training.
5. Evaluation	Mencari Nilai (confusion matrix)	Untuk mengevaluasi kinerja model, confusion matrix digunakan untuk menghitung metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

Gambar 2. Penjelasan Algoritma & Flowchart

3.1. Pengambilan Data

Data selection untuk menentukan pilihan data yang akan diambil sesuai dengan kebutuhan analisis sentiment. Dalam tahap ini data yang di ambil dari

ulasan atau komentar di google play store akan di scrapping menggunakan website google colab.

3.2. Preprocessing

Tahap pembersihan data (data cleaning) dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak diinginkan dan menghapus data yang tidak relevan. Case folding adalah proses mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil. Tokenizing adalah proses memecah teks menjadi berupa kata-kata individu. Stop word removal adalah proses menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan informasi seperti: “dan”, “di”, “dari”, dll. Proses untuk mengubah kata-kata ke dalam bentuk kata dasarnya. Data yang diperoleh kemudian diberi label atau skor sentimen berdasarkan konteksnya. bisa dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan mengkategorikan rating sebagai positif, negatif berdasarkan rating pengguna. Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training (untuk melatih model Naive Bayes) dan data testing (Data yang digunakan untuk menguji kinerja model setelah dilatih).

3.3. Transformasi

Menghitung frekuensi kemunculan kata/N-gram dari text. Melakukan pembobotan pada frekuensi kemunculan kata/N-gram dalam dataset menggunakan TF-IDF.

3.4. Data Mining

Data yang telah diolah dan di bagi menjadi dua yaitu data training dan testing. Algoritma Naive Bayes digunakan untuk memodelkan probabilitas sentimen berdasarkan atribut kata-kata dalam data training.

3.5. Evaluation

Untuk mengevaluasi kinerja model, confusion matrix digunakan untuk menghitung metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengambilan Data

Penelitian ini melibatkan proses seleksi data dan pengumpulan data (web scraping) dari Google Play Store untuk mendapatkan ulasan pengguna aplikasi "OVO". Dalam tahap seleksi data, peneliti menentukan aplikasi target, bahasa ulasan, jumlah data, dan metode pengurutan data. Aplikasi target adalah "OVO", yang diidentifikasi dengan package name 'ovo.id'. Ulasan yang diambil adalah dalam bahasa Indonesia, dengan jumlah data sebanyak 1000 ulasan, dan diurutkan berdasarkan relevansi terhadap topik pengguna OVO. Untuk melakukan web scraping, peneliti menggunakan Google Colab dan beberapa library Python, termasuk google-play-scraper, pandas, numpy, dan matplotlib.pyplot. Google-play-scraper digunakan untuk mengekstrak data dari Google Play Store, pandas untuk manipulasi dan analisis data, numpy untuk komputasi numerik, dan matplotlib.pyplot untuk visualisasi data. Setelah

instalasi library, peneliti mengambil data ulasan menggunakan fungsi reviews() dari library google_play_scraper.

Data ulasan kemudian diolah dan disimpan dalam file CSV untuk analisis lebih lanjut. Dari data yang dikumpulkan, peneliti menemukan bahwa sebagian besar ulasan pengguna OVO memberikan rating bintang satu, menunjukkan adanya masalah atau ketidakpuasan pengguna. Oleh karena itu, peneliti menyarankan agar developer melakukan evaluasi dan perbaikan pada aspek-aspek aplikasi yang menimbulkan keluhan pengguna.

id	userName	at	score	content
6	Rizki Fabriansyah	2023-11-15 07:57:45	5	Pengalaman yang buruk! Saya sebagai customer d...
4	arif ramadhan	2023-11-12 23:31:42	3	Pihak OVO coba cek lagi sepertinya ada bug / i...
2	Dora 188	2023-12-12 04:20:10	2	Saya komplain udah 4 hari transaksi saya 2 tra...
9	Yuli Suprpto	2023-11-25 15:36:36	2	Aplikasi sangat merepotkan dan menyusahkan sek...
0	Rizki Primadi	2023-12-08 18:01:36	1	Aplikasi kalian lagi bermasalah dan udah berha...
1	arif tri wahyudixd	2023-12-01 19:26:29	1	aplikasi yg setiap ada masalah selalu slow res...
3	Is MyLans	2023-12-04 06:43:47	1	Aplikasi dundu, sistem bobrok, klo gak siap be...
5	heni Suryani	2023-11-24 14:29:04	1	Aplikasi ovo kurang tanggap dalam menyelesaika...
7	opa setiawan	2023-11-24 07:49:21	1	Transaksi error, saldo sudah ke potong tapi tr...
8	Wibi Aji	2023-11-22 16:52:41	1	Mengecewakan, TF ke rekening bank status *data...

Gambar 3. Hasil Pengumpulan Data

4.2. Preprocessing

a. Membersihkan Data

Beberapa langkah yang dilakukan:

- Menghapus URL, mention, hashtag, dan karakter non-alfabetis
- Mengganti nilai kosong menjadi `NaN`

b. Case Folding

Mengubah semua huruf menjadi huruf kecil agar konsisten.

c. Tokenizing

Memecah teks menjadi token/kata yang lebih kecil sehingga bisa dianalisis lebih lanjut.

d. Stopword Removal

Menghapus kata-kata yang tidak memberi makna penting dengan menggunakan kamus stopwords bahasa Indonesia dari library Sastrawi.

e. Stemming

Mengubah kata menjadi kata dasar dengan library Sastrawi agar mengurangi variasi kata.

content	tokens	stemmed_tokens
mantaf aplikasinya ringan dan fiturnya lengkap	['mantaf', 'aplikasinya', 'ringan', 'fiturnya']	['mantaf', 'aplikasi', 'ringan', 'fiturnya', ...]
sekarang sudah jarang eror tapi tolong untuk t...	['jarang', 'eror', 'tolong', 'transaksi', 'tra...']	['jarang', 'eror', 'tolong', 'transaksi', 'tra...']
aplikasi ringan fitur sudah lengkap semoga ter...	['aplikasi', 'ringan', 'fitur', 'lengkap', 'se...']	['aplikasi', 'ringan', 'fitur', 'lengkap', 'mo...']
transaksi lancar aja cuma sekarang ga bisa ngi...	['transaksi', 'lancar', 'aja', 'ga', 'ngisi', ...]	['transaksi', 'lancar', 'aja', 'ga', 'ngisi', ...]
walaupun tidak ada bunganya aplikasi ini masi...	['bunganya', 'aplikasi', 'ok', 'transaksi', 't...']	['bunga', 'aplikasi', 'ok', 'transaksi', 'teri...']
...
transfer selalu gagal sudah di coba berulang...	['transfer', 'gagal sudah', 'coba', 'berulangka...']	['transfer', 'gagal sudah', 'coba', 'berulangka...']
transaksi ovo gimana dailo berkurang tapi dala...	['transaksi', 'ovo', 'gimana', 'dailo', 'berku...']	['transaksi', 'ovo', 'gimana', 'dailo', 'kuran...']
udah menggunakan wifi loading nya lambat gilira...	['udah', 'wifi', 'loading', 'nya', 'lambat', 'g...']	['udah', 'wifi', 'loading', 'nya', 'lambat', 'g...']
mutai jelek ni aplikasi tidak bisa login aplik...	['jelek', 'ni', 'aplikasi', 'login', 'aplikasi...']	['jelek', 'ni', 'aplikasi', 'login', 'aplikasi...']
ngalaman yang sangat buruk transaksi sudah b...	['pengalaman', 'buruk', 'transaksi', 'berhasil...']	['alam', 'buruk', 'transaksi', 'hasil', 'saldo...']

Gambar 4. Hasil Preprocessing

f. Labeling

Memberi label sentimen positif/negatif berdasarkan nilai skor.

tokens	stemmed_tokens	sentimen
[mantaf, 'aplikasinya', 'ringan', 'fiturnya', '...]	[mantaf, 'aplikasi', 'ringan', 'fiturnya', '...]	Positif
[jarang, 'eror', 'tolong', 'transaksi', 'tra...]	[jarang, 'eror', 'tolong', 'transaksi', 'tra...]	Positif
[aplikasi, 'ringan', 'fitur', 'lengkap', 'se...]	[aplikasi, 'ringan', 'fitur', 'lengkap', 'mo...]	Positif
[transaksi, 'lancar', 'aja', 'ga', 'ngisi', '...]	[transaksi, 'lancar', 'aja', 'ga', 'ngisi', '...]	Positif
[bunganya, 'aplikasi', 'ok', 'transaksi', 't...]	[bunga, 'aplikasi', 'ok', 'transaksi', 'teri...]	Positif
[transfer, 'gagalsudah', 'coba', 'berulangka...]	[transfer, 'gagalsudah', 'coba', 'berulangka...]	Negatif
[transaksi, 'ovo', 'gimana', 'daldo', 'berku...]	[transaksi, 'ovo', 'gimana', 'daldo', 'kuran...]	Negatif
[udh, 'wifi', 'loading', 'nya', 'lambat', 'g...]	[udh, 'wifi', 'loading', 'nya', 'lambat', 'g...]	Negatif
[jelek, 'ni', 'aplikasi', 'login', 'aplikasi...]	[jelek, 'ni', 'aplikasi', 'login', 'aplikasi...]	Negatif
[pengalaman, 'buruk', 'transaksi', 'berhasil...]	[alam, 'buruk', 'transaksi', 'hasil', 'saldo...]	Negatif

Gambar 5. Labeling

g. Splitting Data

Membagi data menjadi data latih dan uji, untuk menghindari overfitting.

Table 1. Pembagian Data

NO	Data Latih	Data Uji
1	80%	20%
2	70%	30%
3	60%	40%
4	50%	50%

4.3. Transformasi

Transformasi data teks menggunakan TfidfVectorizer adalah proses penting dalam analisis data teks. TfidfVectorizer mengubah data teks menjadi representasi numerik yang dapat digunakan oleh algoritma data mining. Proses ini melibatkan ekstraksi fitur kata atau n-gram dan penghitungan frekuensi kemunculannya. Selain itu, TfidfVectorizer juga menghitung bobot TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) untuk setiap kata atau n-gram dalam dataset. Metode fit_transform() digunakan untuk melakukan transformasi ini pada data latih. Kode yang diberikan melakukan pembobotan kata pada data teks dengan menggunakan metode TF-IDF. Pertama, kode mengambil daftar fitur yang digunakan dalam vektorizer TF-IDF.

```

0      solutif  songong  songong aman  sono  sono aplikasi  sorry  sorry lupa  \
0      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0
1      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0
2      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0
3      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0
4      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0
..      ...      ...      ...      ...  ...  ...      ...  ...      ...
186     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0
187     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0
188     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0
189     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0
190     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0  0.0      0.0  0.0      0.0

0      sosial  sosial gak  sosial lainx  south  south quarter  spamai  \
0      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
1      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
2      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
3      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
4      0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
..      ...      ...      ...      ...  ...      ...      ...
186     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
187     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
188     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
189     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
190     0.0      0.0      0.0      0.0  0.0      0.0      0.0
    
```

Gambar 6. Hasil TF-IDF

Kemudian, kode tersebut mengubah matriks TF-IDF untuk data pelatihan dan pengujian menjadi array. Array ini kemudian diubah menjadi pandas DataFrame, dengan nama fitur sebagai kolom, untuk memfasilitasi visualisasi dan interpretasi. DataFrame

yang dihasilkan menunjukkan bobot kata untuk setiap dokumen dalam data pelatihan dan pengujian, di mana setiap baris mewakili dokumen dan setiap kolom mewakili kata. Nilai dalam DataFrame ini adalah bobot TF-IDF dari masing-masing kata dalam dokumen.

4.4. Data Mining

Data mining adalah proses analisis data yang kompleks untuk menemukan pola, atribut, relasi, dan variasi lainnya guna memperoleh informasi yang bermanfaat. Dalam konteks ini, algoritma klasifikasi Naive Bayes diterapkan untuk melakukan klasifikasi sentimen pada data ulasan pengguna OVO. Algoritma ini memodelkan peluang kemunculan kata-kata tertentu pada setiap kelas sentimen (positif dan negatif) dan menggunakan peluang tersebut untuk memprediksi kelas sentimen dari ulasan pengguna baru.

Data yang digunakan telah melalui tahap preprocessing dan transformasi, dan dibagi menjadi data latih dan data uji. Model Naive Bayes dilatih menggunakan data latih dan kinerjanya dinilai menggunakan data uji. Proses ini melibatkan pembacaan dataset, inisiasi model, pelatihan model, prediksi kelas sentimen, dan penghitungan nilai akurasi dan confusion matrix. Setelah model dilatih, ia digunakan untuk melakukan prediksi sentimen pada dataset uji. Evaluasi akurasi model pada dataset pelatihan memberikan gambaran tentang sejauh mana model mampu memahami dan menyesuaikan diri dengan pola-pola yang terdapat dalam data latih tersebut.

4.5. Evaluasi

Evaluasi model machine learning adalah proses penting yang melibatkan pengukuran kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tujuan utama evaluasi adalah untuk menilai sejauh mana model dapat melakukan prediksi atau klasifikasi pada data baru dan untuk mengetahui seberapa baik model dapat diandalkan dan dapat digunakan dalam konteks aplikasi yang diinginkan. Dalam penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan teknik confusion matrix.

Confusion matrix adalah tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan memperkirakan objek yang benar atau salah. Tabel ini terdiri dari empat elemen: True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN) True Positive (TP): Jumlah instance yang benar-benar termasuk dalam kelas positif dan secara tepat diprediksi oleh model sebagai kelas positif. False Positive (FP): Jumlah instance yang sebenarnya termasuk dalam kelas negatif, tetapi salah diprediksi oleh model sebagai kelas positif. True Negative (TN): Jumlah instance yang benar-benar termasuk dalam kelas negatif dan secara tepat diprediksi oleh model sebagai kelas negatif. False Negative (FN): Jumlah instance yang sebenarnya termasuk dalam kelas

positif, tetapi salah diprediksi oleh model sebagai kelas negatif.

Table 2. Confusion Matrix

Model 1	Kelas Negatif Prediksi	Kelas Positif Prediksi
Kelas Negatif	168	0
Kelas Positif	22	1

Selanjutnya akan dibahas lebih rinci mengenai performa model pada masing-masing kelas sentimen dengan yang dilihat dari confusion matrix, dapat dihitung nilai TP, FP, TN, dan FN pada masing-masing kelas yang selanjutnya digunakan untuk menghitung metrik evaluasi yang akan menghasilkan nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang dihitung dari confusion matrix.

Table 3. Hasil Evaluasi

Model	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
Model Pertama	88.48%	100%	4.35%	8.33%

Sebelum memperoleh nilai seperti yang tercantum pada Tabel 2 langkah awalnya adalah melakukan perhitungan untuk setiap kelas guna mendapatkan nilai presisi, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas. Sebelum melakukan perhitungan tersebut, untuk menghitung akurasi digunakan rumus:

$$Akurasi = \frac{1 + 168}{1 + 168 + 0 + 22} \times 100\% = 88.48\%$$

$$Precision = \frac{1}{1 + 0} = 1$$

$$Recall = \frac{1}{1 + 22} = 0.043$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{1.0 \times 0.043}{1.0 + 0.043} = 0.084$$

Berdasarkan model pertama pada tabel 3 dapat disimpulkan bahwa model Naive Bayes memiliki tingkat akurasi 88,48%, yang mengindikasikan bahwa sebagian besar prediksinya benar. Akurasi adalah ukuran keseluruhan kinerja model dan mencerminkan proporsi prediksi yang benar dari keseluruhan data. Presisi model, dengan nilai 100%, menunjukkan bahwa dari semua prediksi yang diberikan model sebagai positif, semuanya benar-benar positif. Presisi adalah ukuran keakuratan model dalam mengidentifikasi kelas positif, dengan fokus pada mengurangi jumlah positif palsu. Meskipun presisi tinggi, recall (sensitivitas) model hanya sekitar 4,35%. Ini berarti model cenderung melewatkan sejumlah besar kasus positif aktual, sehingga memiliki kemampuan yang terbatas dalam mengidentifikasi

seluruh kelas positif. F1-Score, dengan nilai 8,33%, mencerminkan keseimbangan antara presisi dan recall.

Meskipun presisi tinggi, F1-Score yang rendah menunjukkan adanya trade-off yang perlu diperhatikan. Ini mendorong pertimbangan untuk mencapai keseimbangan yang lebih baik antara mengurangi positif palsu dan meningkatkan kemampuan model dalam menangkap lebih banyak kasus positif yang sebenarnya. Dalam konteks algoritma Naive Bayes, yang dikenal karena keefisiennya dalam menangani data dengan fitur besar dan jarang, hasil ini mungkin mencerminkan keterbatasan model terhadap asumsi independensi fitur. Evaluasi dan penyesuaian model dapat menjadi langkah-langkah selanjutnya untuk meningkatkan kinerja dan ketepatan prediksi model Naive Bayes.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan temuan yang diperoleh dari penelitian yang dilakukan, dimungkinkan untuk menarik beberapa kesimpulan signifikan. Untuk memulainya, model Naive Bayes menunjukkan prevalensi ulasan bintang satu yang luar biasa, terhitung 75%, sehingga menggambarkan tingkat ketidakpuasan pengguna yang menonjol. Selain itu, diamati bahwa 87,2% ulasan yang mengejutkan ditandai oleh sentimen negatif, terutama berasal dari keluhan yang terkait dengan malfungsi teknis seperti transfer yang sering gagal dan waktu respons yang lamban. Terlepas dari akurasi model yang terpuji dicapai selama fase pelatihan, ada penurunan nyata hingga akurasi 88% ketika diuji dengan data baru. Perbedaan ini menyoroti tantangan inheren dari generalisasi pola yang ditemukan selama pelatihan ke data yang tidak terlihat, sehingga menekankan perlunya penyetelan lebih lanjut dan pemahaman pola baru yang mungkin muncul.

Model Naive Bayes awal, yang menghasilkan tingkat akurasi sekitar 88,48%, berfungsi untuk menggarisbawahi kapasitasnya yang patut diperhatikan untuk menghasilkan prediksi yang benar-benar tepat. Skor presisi sempurna 100% menandakan akurasi model dalam mengidentifikasi kelas sentimen positif, meskipun skor ingatan yang agak sedikit sebesar 4,35% menunjukkan keterbatasan tertentu dalam menangkap keseluruhan kasus positif. Selain itu, Skor F1 yang relatif rendah sebesar 8,33% semakin menonjolkan pertukaran antara presisi dan ingatan dalam kinerja model. Dominasi sentimen negatif yang luar biasa memberikan indikasi yang jelas tentang masalah terkait yang memerlukan perhatian lebih lanjut, terutama mengenai peningkatan aspek teknis aplikasi.

Dengan demikian, analisis komprehensif ini dapat berfungsi sebagai fondasi yang tak ternilai untuk pengembangan dan penyempurnaan layanan yang bertujuan meningkatkan kepuasan pengguna. Mengingat hasil penting ini, beberapa rekomendasi dapat diajukan, termasuk eksplorasi algoritma pembelajaran mesin yang lebih rumit seperti Support

Vector Machines (SVM) atau Random Forest untuk meningkatkan keakuratan prediksi sentimen. Selain itu, akan menguntungkan untuk menyelidiki sentimen pengguna pada platform media sosial alternatif seperti Twitter, Facebook, atau saluran sebanding lainnya. Terakhir, akan bijaksana untuk menerapkan teknik pengambilan sampel data yang ditingkatkan yang mempromosikan distribusi kelas yang lebih seimbang dalam set data pelatihan dan pengujian. Pendekatan multifaset ini tidak diragukan lagi akan berkontribusi pada peningkatan kinerja keseluruhan model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. V. Sari And A. Wibowo, "Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi," *J. Simetris*, Vol. 10, No. 2, Pp. 681–686, 2019.
- [2] J. J. Aripin, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Mengklasifikasi Data Nasabah Asuransi Pada Bpr Pantura," 2019, [Online]. Available: <https://Repository.Nusamandiri.Ac.Id/Index.Php/Repo/Viewitem/13890>
- [3] L. Robaniyah And H. Kurnianingsih, "Pengaruh Persepsi Manfaat, Kemudahan Penggunaan Dan Kepercayaan Terhadap Minat Penggunaan Pada Aplikasi Ovo," *J. Image*, Vol. 10, No. 1, Pp. 53–62, 2021.
- [4] R. Mayanti, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Penerimaan User Terhadap Penerapan Quick Response Indonesia Standard Sebagai Teknologi Pembayaran Pada Dompot Digital," *J. Ilm. Ekon. Bisnis*, Vol. 25, No. 2, Pp. 123–135, 2020, Doi: 10.35760/Eb.2020.V25i2.2413.
- [5] D. Duei Putri, G. F. Nama, And W. E. Sulistiono, "Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (Dpr) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Inform. Dan Tek. Elektro Terap.*, Vol. 10, No. 1, Pp. 34–40, 2022, Doi: 10.23960/Jitet.V10i1.2262.
- [6] A. Perdana, A. Hermawan, And D. Avianto, "Analisis Sentimen Terhadap Isu Penundaan Pemilu Di Twitter Menggunakan Naive Bayes Classifier," *J. Sisfokom (Sistem Inf. Dan Komputer)*, Vol. 11, No. 2, Pp. 195–200, 2022, Doi: 10.32736/Sisfokom.V11i2.1412.
- [7] S. M. Salsabila, A. Alim Murtopo, And N. Fadhilah, "Analisis Sentimen Pelanggan Tokopedia Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Minfo Polgan*, Vol. 11, No. 2, Pp. 30–35, 2022, Doi: 10.33395/Jmp.V11i2.11640.
- [8] A. I. Tanggraeni And M. N. N. Sitokdana, "Analisis Sentimen Aplikasi E-Government Pada Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Jatisi (Jurnal Tek. Inform. Dan Sist. Informasi)*, Vol. 9, No. 2, Pp. 785–795, 2022, Doi: 10.35957/Jatisi.V9i2.1835.
- [9] Raksaka Indra Alhaqq, I Made Kurniawan Putra, And Yova Ruldeviyani, "Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Mysapk Bkn Di Google Play Store," *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf.*, Vol. 11, No. 2, Pp. 105–113, 2022, Doi: 10.22146/Jnteti.V11i2.3528.
- [10] T. Carneiro, R. V. M. Da Nobrega, T. Nepomuceno, G. Bin Bian, V. H. C. De Albuquerque, And P. P. R. Filho, "Performance Analysis Of Google Colaboratory As A Tool For Accelerating Deep Learning Applications," *Ieee Access*, Vol. 6, Pp. 61677–61685, 2018, Doi: 10.1109/Access.2018.2874767.